

УДК 004

Д.Шевченко, магістр гр. КН-22М-2,
Центральноукраїнський національний технічний університет

ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ПЕРЕТВОРЕННЯ МУЛЬТИМЕДІА ДАНИХ ІЗ ЗБЕРЕЖЕННЯМ ЛОГІЧНО-СТРУКТУРНОГО ЗМІСТУ ДАНИХ

У статті розроблено програмне забезпечення, яке призначено для системи перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних. Метою розробки є дослідження та програмна реалізація системи перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних. Об'єктом дослідження є процес перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних. Предметом дослідження є методи перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних. Методи дослідження базуються на методах теорії інформації та кодування, методах математичної статистики, методах розробки програмного забезпечення. Результат роботи – програмна реалізація системи перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних. В процесі роботи над програмною моделлю виконано аналіз існуючих апаратних та програмних засобів. В повній мірі описані всі компоненти розробленого програмного забезпечення.

Постановка проблеми. Глибоке навчання революціонізувало світ комп'ютерного зору – здатність машин «бачити» та інтерпретувати навколишній світ. Зокрема, згорткові нейронні мережі (CNN) були розроблені для більш ефективної обробки даних зображення, ніж традиційні багатошарові перцептрони (MLP). Оскільки зображення містять послідовний шаблон, що охоплює кілька пікселів, обробка їх по одному пікселю за раз, як це роблять MLP, є неефективною. Ось чому CNN, які обробляють зображення у патчах або вікнах, тепер фактично є вибором для завдань обробки зображень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. При аналізі останніх досліджень і публікацій [1-20] було виявлено певні прогалини у забезпеченні системи перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних.

Мета й завдання дослідження. Метою роботи є дослідження та програмна реалізація системи перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних.

Для досягнення поставленої мети визначена програма дослідження, що складається з наступних завдань:

- Огляд існуючих систем перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних.
- Дослідження системи перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних.
- Програмна реалізація системи перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних.

Об'єктом дослідження є процес перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних.

Предметом дослідження є методи перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних.

Методи дослідження базуються на методах теорії інформації та кодування, методах математичної статистики, методах розробки програмного забезпечення.

Виклад основного матеріалу. У цьому розділі ми напишемо про те, як нейронні мережі обробляють і розпізнають зображення. Нейронні мережі здатні вирішувати різноманітні проблеми із зображеннями. Наприклад, одними з найпопулярніших є класифікація зображень і виявлення об'єктів. Ми дослідимо, як нейронні мережі вирішують ці проблеми, пояснюючи процес і його механізми.

Спочатку ми представимо всі проблеми, а потім пояснимо кожен з них більш детально. Крім того, ми представимо кілька найпопулярніших програм і прикладів.

Нейронні мережі та зображення

Нейронні мережі зробили революцію в області комп'ютерного зору, дозволивши машинам розпізнавати та аналізувати зображення. Вони стають все більш популярними завдяки своїй здатності вивчати складні моделі та особливості. Особливо згорткові нейронні мережі (CNN) є найпопулярнішим типом нейронної мережі, що використовується в обробці зображень.

Але також трансформатори зору (ViT) стають все більш популярними останнім часом завдяки революційним досягненням генеративних попередньо навчених трансформаторів (GPT) та інших архітектур на основі трансформаторів у обробці природної мови.

Загалом, нейронні мережі обробляють і розпізнають зображення різними способами. Це залежить від архітектури мережі та проблеми, яку ми повинні вирішити. Деякі з найпоширеніших проблем, які нейронні мережі вирішують із зображеннями, включають:

- Класифікація зображень – включає призначення мітки або категорії зображенню.

Наприклад, чи зображення містить kota чи собаку.

- Виявлення об'єктів – ідентифікація та виявлення об'єктів на зображенні.
- Сегментація зображення – передбачає перетворення зображення на набір областей пікселів, представлених маскою або позначеним зображенням.
- Генерація зображень – створення нових зображень на основі певних критеріїв або характеристик.

Є деякі інші проблеми, які нейронні мережі вирішують із зображеннями, включаючи підписи до зображень, відновлення зображення, виявлення орієнтирів, оцінку пози людини та передачу стилю, але ми не будемо розглядати їх у цій статті.

Класифікація зображень

Класифікація зображень є найпопулярнішим завданням комп'ютерного зору, коли ми навчаємо нейронну мережу призначати мітку або категорію вхідному зображенню. Це можна зробити за допомогою різних методів, але найпоширенішими є згорткові нейронні мережі (CNN).

Згорткові нейронні мережі

CNN складаються з кількох рівнів, включаючи згорткові шари, шари об'єднання та повністю з'єднані шари. Згорткові шари є серцем мережі та відповідають за вивчення функцій із вхідного зображення. Зокрема, вони застосовують ряд фільтрів до зображення, кожен з яких фіксує певний візерунок або функцію, наприклад краї, текстури або форми.

Наприклад, на зображенні нижче ми бачимо матрицю, до якої ми застосовуємо згортку за допомогою фільтра. Це означає, що фільтр проходить через всю матрицю, а між відповідними елементами матриці та фільтром застосовується поелементне множення. Після цього підсумовуємо результат цього поелементного множення в одне число:

Функція активації ReLU зазвичай використовується після згорткового рівня, за яким слідує рівень об'єднання. Рівень об'єднання застосовує фільтри так само, як шар згортки, але обчислює лише максимальний або середній елемент замість згортки. На зображенні нижче ми можемо побачити приклад згорткового шару, ReLU та максимального об'єднання:

Популярні архітектури CNN

Протягом багатьох років було розроблено кілька архітектур CNN, кожна зі своїми унікальними функціями та перевагами. Деякі з найпопулярніших:

- VGG16.
- InceptionNet.

- ResNets.
- NFNets.
- EfficientNets та інші.

Трансформери зору

Ключова ідея трансформаторів зору полягає в застосуванні архітектури трансформатора, спочатку розробленої для завдань обробки природної мови, до завдань обробки зображень. Архітектура трансформатора складається з механізмів самоконтролю, які дозволяють моделі звертати увагу на різні частини вхідної послідовності під час прогнозування.

При обробці зображень вхідними даними для моделі трансформатора є послідовність фрагментів зображення, а не все зображення. Потім ці патчі обробляються серією трансформаторних блоків, що дозволяє моделі отримувати локальну та глобальну інформацію:

Трансформери Vision досягли найсучаснішої продуктивності на тестових наборах даних, включаючи ImageNet і COCO. Однак вони зазвичай вимагають значно більше обчислювальних ресурсів, ніж традиційні CNN, що може зробити їх менш практичними для певних програм.

Виявлення об'єктів

Виявлення об'єктів – це виявлення об'єктів у зображенні чи відео шляхом призначення мітки класу та рамки обмеження. Наприклад, він приймає зображення як вхідні дані та генерує одну або кілька обмежувальних рамок, до кожної з яких додається мітка класу.

Виявлення об'єктів – це поєднання двох завдань:

- Локалізація об'єкта.
- Класифікація зображень.

Алгоритми локалізації об'єкта визначають розташування об'єкта на зображенні та вказують його положення, малюючи рамку навколо нього. Ці алгоритми приймають зображення, що містить один або кілька об'єктів, як вхідні дані та визначають розташування об'єктів, вказуючи положення, висоту та ширину обмежувальних рамок:

Виявлення об'єктів за допомогою нейронних мереж

Подібно до класифікації зображень, CNN зазвичай використовуються для цього завдання. Ми можемо навчити CNN на наборі даних позначених зображень, кожне з яких має обмежувальні рамки та мітки класів, що ідентифікують об'єкти на зображенні. Під час навчання мережа вчиться ідентифікувати та класифікувати об'єкти на зображенні та знаходити їх за допомогою обмежувальних рамок.

Найпопулярнішими архітектурами нейронної мережі для виявлення об'єктів є:

- Ти дивишся лише раз (YOLO).
- Регіональні згорткові нейронні мережі (R-CNN, Fast R-CNN тощо).
- Одиночний детектор (SSD).
- Retina-Net.

Ти дивишся лише раз (YOLO)

YOLO – одна з найпопулярніших архітектур нейронної мережі та алгоритмів виявлення об'єктів. Алгоритм YOLO розбиває вхідне зображення на сітку та передбачає обмежувальні прямокутники та ймовірності класу для кожної комірки сітки. Він передбачає ймовірність класу та розташування кількох об'єктів за один прохід через мережу, що робить його швидшим і ефективнішим, ніж інші алгоритми виявлення об'єктів.

Щоб відфільтрувати обмежувальні рамки, що перекриваються, і вибрати найточнішу, використовується техніка, яка називається немаксимальним придушенням. Немаксимальне придушення працює шляхом вибору обмежувальної рамки з найвищим показником достовірності. Після цього він видаляє будь-які інші поля, які перекриваються з ним більш ніж на певний поріг:

YOLO має кілька версій, кожна з яких покращує попередню. Більше інформації про алгоритми YOLO можна знайти в нашій статті тут.

Сегментація зображення

Нейронні мережі є популярним інструментом для сегментації зображень, і існує кілька типів сегментації зображень, які ми можемо виконати за допомогою нейронних мереж. Деякі з найпоширеніших типів сегментації зображень за допомогою нейронних мереж:

- Семантична сегментація.
- Сегментація екземпляра.
- Виявлення межі.
- Паноптична сегментація.

Семантична сегментація

Семантична сегментація включає призначення мітки класу кожному пікселю зображення. По суті, це означає, що якщо на зображенні є два або більше об'єктів одного класу, семантична сегментація поверне єдину маску, що включає всі об'єкти одного класу:

Нейронні мережі можуть виконувати семантичну сегментацію, навчивши їх виводити маску сегментації, яка призначає мітку класу кожному пікселю зображення. CNN є найпоширенішою нейронною мережею для вирішення семантичної сегментації. Деякі з популярних архітектур:

- SegNet.
- U-Net.
- DeepLab.

Сегментація екземпляра

Окрім семантичної сегментації, сегментація екземплярів може розрізнити різні екземпляри одного класу. Нейронні мережі можуть виконувати сегментацію екземплярів, виводячи маску сегментації, яка призначає мітки класу та екземпляра кожному пікселю зображення.

Зокрема, мережа навчена виявляти та розрізнити кілька екземплярів об'єктів на зображенні:

Деякі з популярних архітектур, наприклад, сегментація:

- Маска R-CNN.
- MaskLab.
- TensorMask.

Виявлення меж

Виявлення меж – це процес визначення країв або меж об'єктів на зображенні. Нейронні мережі можуть виконувати виявлення меж, навчаючи їх виводити двійкову маску, яка підсвічує межі об'єктів на зображенні. Кілька архітектур виявлення меж працюють добре, зокрема:

- ResUNet.
- Маска R-CNN.
- Швидше виявлення краю CNN.

Паноптична сегментація

Підводячи підсумок, паноптична сегментація – це комбінація семантичної та екземплярної сегментації. Це означає, що цей підхід розділяє зображення на окремі об'єкти або речі (сегментація екземплярів) і аморфний фон або області речей (семантична сегментація).

Ми можемо виконати панорамну сегментацію за допомогою нейронних мереж, навчивши їх виводити маску сегментації, яка включає як екземпляри об'єктів, так і області речей. Деякі з найбільш перспективних моделей:

- Мережі піраміди панорамних функцій.
- Ефективний PS.

Генерація зображення

Нейронні мережі мають можливість генерувати реалістичні зображення, вивчаючи великий набір даних зображень. Генерація зображень за допомогою нейронних мереж є складним процесом, який передбачає моделювання розподілу ймовірностей вхідних зображень і створення нових зображень, які відповідають цьому розподілу. Є кілька архітектур нейронної мережі, які ми можемо використовувати для створення зображень:

- Генеративні змагальні мережі (GAN).
- Варіаційні автокодери (VAE).
- Авторегресійні моделі.

Крім того, існують деякі гібридні рішення, такі як DALL-E, створені OpenAI.

Генеративні змагальні мережі (GAN)

GAN – це популярна архітектура для створення зображень, яка включає дві нейронні мережі: генератор і дискриміратор. Генератор вчиться генерувати зображення з вектора випадкового шуму, подібні до реальних зображень у наборі даних. У той же час дискриміратор вчиться розрізняти реальне і згенероване зображення. Шляхом проб і помилок генератор вчиться генерувати зображення, які вводять дискримінатора в оману, в результаті чого генеруються реалістичні зображення:

Варіаційні автокодери (VAE)

VAE – це нейронні мережі, які складаються з двох частин: кодера та декодера. Мережа кодера відображає вхідне зображення на низьковимірний вектор прихованого простору. Після цього мережа декодера генерує нове зображення з цього вектора. Відбираючи точки з латентного простору, VAE може генерувати нові зображення, подібні до вхідних зображень:

Авторегресійні моделі

Авторегресійні моделі генерують зображення піксель за пікселем, використовуючи розподіл ймовірностей кожного пікселя з урахуванням попередніх пікселів як орієнтир. Вони можуть створювати високоякісні зображення, але можуть бути обчислювально дорогими та трудомісткими. Для створення зображень можна використовувати кілька типів авторегресійних моделей, зокрема PixelCNN і PixelRNN.

DALL-E

DALL-E – це архітектура нейронної мережі, розроблена OpenAI, яка може генерувати зображення з текстових описів. Поточна версія, DALL-E 2, в основному складається з двох частин: Prior і Decoder. Prior перетворює введений текст у вектор вбудовування зображення. Після цього Decoder бере цей вектор і генерує зображення.

Висновок

У цій статті ми представили широкий огляд того, як нейронні мережі обробляють і розпізнають зображення за допомогою різних програм. Загалом можна розділити ці мережі на два основних типи:

- На основі згортки.
- На основі трансформатора.

Немає конкретної відповіді на те, як нейронні мережі розпізнають зображення. Кожна архітектура нейронної мережі має свої особливі частини, які відрізняють їх. Крім того, нейронні мережі в кожній програмі комп'ютерного зору мають деякі унікальні функції та компоненти.

Pix2pix складається з мережі генератора U-Net і мережі дискримінатора PatchGAN, яка приймає NxN фрагментів зображення, щоб передбачити, справжнє воно чи підробка, на відміну від традиційних моделей GAN. Автори стверджують, що такий дискриміратор накладає більше обмежень, які сприяють різкій високочастотній деталізації. Нижче наведено приклади результатів, отриманих за допомогою моделі pix2pix у завданнях «зображення на карту» та «Карта на зображення».

Ера інформаційних технологій, у якій ми живемо, зробила візуальні дані широко доступними. Однак для їх передачі через Інтернет або для таких цілей, як вилучення інформації, прогнозне моделювання тощо, потрібна значна обробка.

Розвиток технології глибокого навчання породив моделі CNN, які були спеціально Останні дослідження зосереджені на зменшенні потреби в базових мітках істинності для таких складних завдань, як виявлення об'єктів, семантична сегментація тощо, за допомогою таких концепцій, як напівконтрольоване навчання та самоконтрольоване навчання, що робить моделі більш придатними для широкого практичного застосування.

Конвертер, зручний для редагування зображень і швидкої зміни форматів зображень.

Конвертує з наступних форматів:

- BMP, JPG, GIF, PNG, TIFF, ICO, PSD.
- Додаткові формати, у тому числі які зустрічаються рідко й застарілі.
- Метафайли Windows®: EMF, WMF.
- Формати PostScript: PDF, EPS, PS, AI, EPI.
- Неопрацьовані RAW фотографії із цифрових камер: CRW, CR2, DNG, DCR, NEF, RAW, RAF, X3F, ORF, SRF, MRW, BAY, PEF.

Зберігає в наступні формати:

- JPG, GIF, PNG, TIFF, PDF, BMP, ICO, EMF.
- 20 додаткових графічних форматів.

Пакетна обробка зображень:

– Редагування: поворот, зміна розміру й пропорцій зображення, розмиття, різкість, заміна кольору.

– Фотокорекція: RGB, HLS, HSV, гістограма, криві, яскравість, контраст, усунення ефекту червоних очей.

– Ефекти: рамки, підпису, декорації, фільтри, підтримка плагінів photoshop®.

Додаткові функції:

- Пакетна обробка зображень.
- Підтримка багатосторінкових файлів.
- Створення зменшених копій зображень.
- Розширені налаштування для перейменування файлів.
- Налаштування прозорості кольору.
- Підтримка CCITT стисків.
- Передача EXIF, IPTC інформації й альфа-каналу.
- Робота в багатозадачному режимі.
- Конвертація з контекстного меню.
- Убудований планувальник.
- Робота з командного рядка.

Структурна схема системи, яка зображена на рисунку 1, складається з наступних блоків.

1. Блок алгоритмів перетворень різних форматів.
2. Блок конвертації форматів – призначений для конвертації графічних файлів з одного формату у інший.
3. Блок графічного стиску даних – призначений для стиснення даних, отриманих зі сканера, у графічний файл.
4. Блок перетворених даних – призначений для реалізації іншого алгоритму стиску даних, ніж той, що був, до конвертації.
5. Блок отримання даних:
 - Отримання даних з файлу у графічному форматі.
 - Отримання даних зі сканера або цифрового фотоапарату.
6. Блок обробки зображення – призначений для обробки зображення, тобто являє собою невеликий графічний редактор.

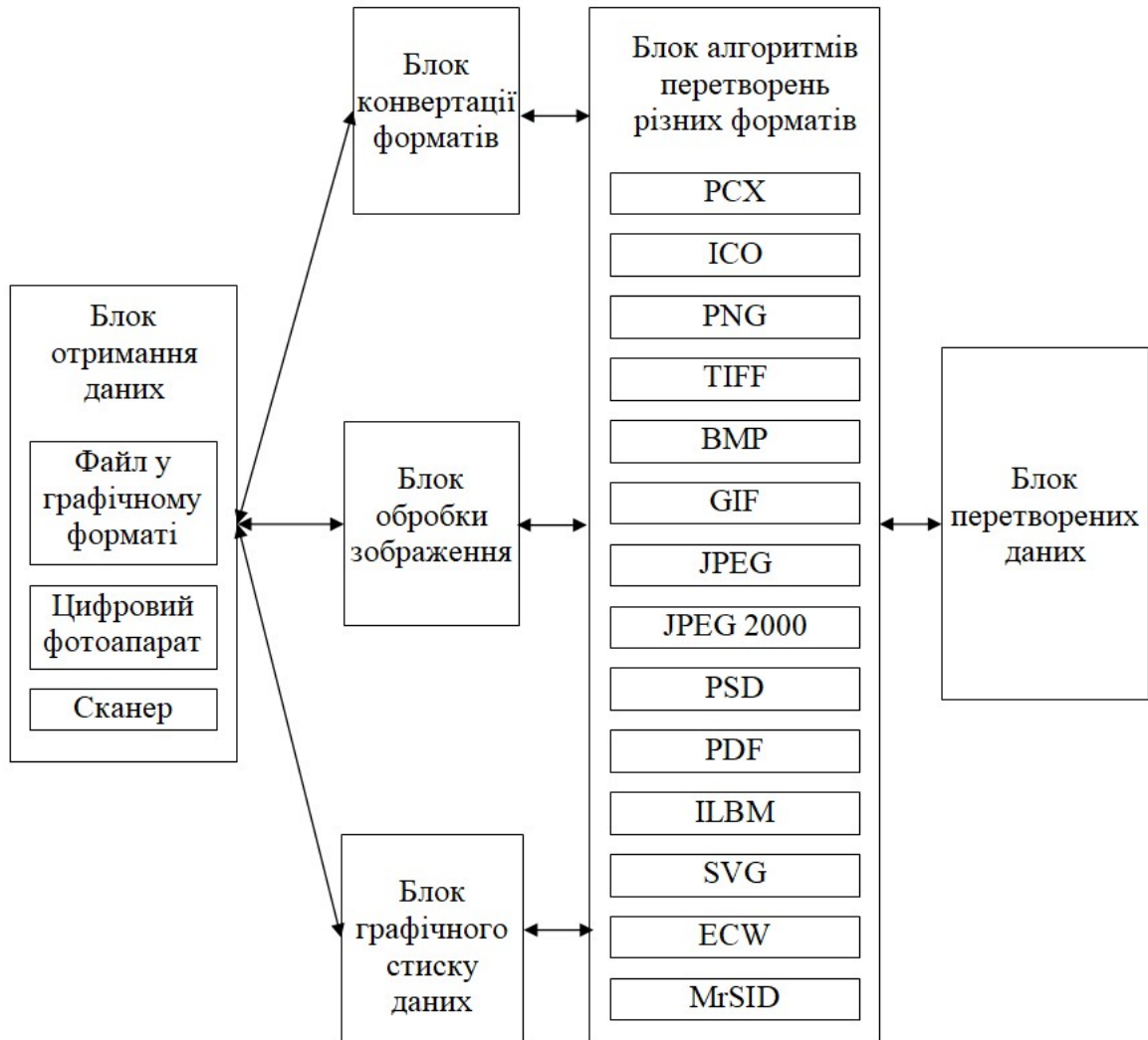


Рисунок 1 – Структурна схема системи

Висновки. У статті наведені теоретичне узагальнення й рішення наукового завдання дослідження методів перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних. Рішення даного завдання полягало у вирішенні наступних задач: Був проведений огляд існуючих систем перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних; Досліджена система перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних; На основі отриманих результатів досліджень створена програмна реалізація системи перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних. Розроблені під час виконання випускної кваліфікаційної роботи за другим (магістерським) рівнем вищої освіти алгоритми дозволяють успішно вирішувати завдання перетворення мультимедіа даних із збереженням логічно-структурного змісту даних. Проведено аналіз предметної галузі в ході якого були виявлені об'єкти, взаємодія яких носить істотний характер для функціональної діяльності предметної галузі, і їхні основні характеристики; побудована алгоритм і вибраний середовище розробки.

Список літератури

1. Smirnov O., Kuznetsov A., Lokotkova I., Kuznetsova T., Florov S., Lebid O. «Using Orthogonal Signals to Hide Information in Images». 4 IEEE International Conference on Advanced Information and Communication Technologies (AICT) - 2021, Lviv, Ukraine, September 21-25, 2021. P. 255-260.
2. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Potii, O., Poluyanenko, N., Stelnyk, I., Mialkovsky, D. «Combining and filtering

- functions in the framework of nonlinear-feedback shift register». *International Journal of Computing*; 2020, Volume 19, Issue 2 – Research Institute for Intelligent Computer Systems – 2020. – P. 247-256.
3. Smirnov O., Kuznetsov A., Kiian A., Kuznetsova T. «Non-binary constant weight coding technique». *CEUR Workshop Proceedings*. Volume 2740, 2020, Pages 102-114.
 4. Smirnov O., Alimseitova Zh., Adranova A., Akhmetov B., Lakhno V., Zhilkishbayeva G. «Models and algorithms for ensuring functional stability and cybersecurity of virtual cloud resources». *Journal of theoretical and applied information technology* Vol.98. No 21, 2020, P. 3334-3346.
 5. Smirnov O., Kuznetsov A., Kovalchuk D., Kuznetsova T. «New technique for data hiding in cover images using adaptively generated pseudorandom sequences». *CEUR Workshop Proceedings* Volume 2654, 2020, Pages 1-14.
 6. Smirnov O., Kuznetsov A., Onikiychuk A., Makushenko T., Anisimova O., Arischenko A. «Adaptive pseudorandom sequence generation for spread spectrum image steganography». *2020 IEEE 11th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT)*, Ukraine, Kyiv, May 14-18. 2020. P. 161-165.
 7. Smirnov O., Kuznetsov A., Kiian A., Cherep A., Kanabekova M., Chepurko I. «Testing of code-based pseudorandom number generators for post-quantum application». *2020 IEEE 11th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT)*, Ukraine, Kyiv, May 14-18. 2020. P. 172-177.
 8. Smirnov O., Kuznetsov A., Pushkar'ov A., Serhiienko R., Babenko V., Kuznetsova T., «Representation of Cascade Codes in the Frequency Domain». In: Radivilova T., Ageyev D., Kryvinska N. (eds) *Data-Centric Business and Applications. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, vol 48. Springer, Cham. 2021. pp 557-587.
 9. Smirnov, O., Drieieva, H., Drieiev, O., Polishchuk, Y., Brzhanov, R., Aleksander, M. «Method of fractal traffic generation by a model of generator on the graph». *CEUR Workshop Proceedings* Volume 2616, 2020, Pages 366-379.
 10. Smirnov, O., Drieieva, H., Drieiev, O., Simakhin, V., Bondar, S., Odarchenko, R. «Managing multifractal properties of the binary sequence generated with the Markov chains», *CEUR Workshop Proceedings* Volume 2608, 2020, Pages 633-645.
 11. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Gorbacheva, L., Babenko, V., «Hiding data in images using a pseudo-random sequence», *CEUR Workshop Proceedings* Volume 2608, 2020, Pages 646-660.
 12. Zhurakovskiy, B., Tsopa, N., Batrak, Y., Odarchenko, R., Smirnova, T «Comparative analysis of modern formats of lossy audio compression». *Workshop Proceedings*, 2020, 2654, стр. 315-327.
 13. Smirnov O. Kuznetsov A., Zaichenko Yu., Pastukhov M., Oleshko O., Kuznetsova K., «Formation of Discrete Signals with Special Correlation Properties». *International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics, UkrMiCo 2019*; Odessa; Ukraine; 9-13 September 2019. P.22-28.
 14. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kolovanova, I., Kuznetsova, T., «Noise immunity of the algebraic geometric codes». *International Journal of Computing*; 2019, Volume 18, Issue 4 – Research Institute for Intelligent Computer Systems – 2019. – P. 393-407.
 15. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Reshetniak, O., Ivko, N., Katkova, T., Kuznetsova, T., «Generators of Pseudorandom Sequence with Multilevel Function of Correlation». *2019 IEEE International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T)*, Kyiv, Ukraine, 8 – 11 October 2019 . P.517-522.
 16. Smirnov, O., Krasnobayev, V., Yanko, A., Kuznetsova, T. «Methods of nulling numbers in the system of residual classes». *CEUR Workshop Proceedings*, Vol 2588, P. 90-106, 2019.
 17. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kovalchuk, D., Averchev, A., Pastukhov, M., Kuznetsova, K., «Formation of Pseudorandom Sequences with Special Correlation Properties», *2019 3rd International Conference on Advanced Information and Communications Technologies, AICT -2019/ Lviv, Ukraine, 2-6 July, 2019*, P. 395-399.
 18. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kavun, S., Babenko, B., Nakisko, O., Kuznetsova, K., «Malware Correlation Monitoring in Computer Networks of Promising Smart Grids», *2019 IEEE 6th International Conference On Energy Smart Systems (2019 IEEE ESS)*, Kyiv, Ukraine April 17-19, 2019 P. 347-352.
 19. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kovalchuk, D., Pastukhov, M., Kuznetsova, K., Prokopovych-Tkachenko, D., «Discrete Signals with Special Correlation Properties», *CEUR Workshop Proceedings* Volume 2353, *CEUR Workshop Proceedings* 2019, Pages 618-629.
 20. Smirnov A.A., Kuznetsov A.A., Danilenko D.A., Berezovsky A., «The statistical analysis of a network traffic for the intrusion detection and prevention systems», *Telecommunications and Radio Engineering*. – Volume 74, Issue 1. – Begel House Inc. – 2015. – P. 61-78.
 21. Smirnov O., Kuznetsov A., Kovalchuk D., Kuznetsova T. «New Technique for Hiding Data in Cover Images Using Adaptively Generated Pseudorandom Sequences». *CEUR Workshop Proceedings* Volume 2732, 2020, Pages 214-227.